

This Page Is Inserted by IFW Operations
and is not a part of the Official Record

BEST AVAILABLE IMAGES

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images may include (but are not limited to):

- BLACK BORDERS
- TEXT CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES
- FADED TEXT
- ILLEGIBLE TEXT
- SKEWED/SLANTED IMAGES
- COLORED PHOTOS
- BLACK OR VERY BLACK AND WHITE DARK PHOTOS
- GRAY SCALE DOCUMENTS

IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY

As rescanning documents *will not* correct images,
please do not report the images to the
Image Problem Mailbox.

WEST**End of Result Set**☐ **Generate Collection** **Print**

L13: Entry 1 of 1

File: JPAB

Aug 19, 1991

PUB-NO: JP403189862A

DOCUMENT-IDENTIFIER: JP 03189862 A

TITLE: RISK MINIMIZED PORTFOLIO SELECTOR USING INTERCONNECTION TYPE NETWORK

PUBN-DATE: August 19, 1991

INVENTOR-INFORMATION:

NAME

COUNTRY

IZUMI, HIROYUKI

SEKI, JUNJI

HAMAYA, SATOSHI

ASSIGNEE-INFORMATION:

NAME

COUNTRY

FUJITSU LTD

APPL-NO: JP01328405

APPL-DATE: December 20, 1989

INT-CL (IPC): G06F 15/20

ABSTRACT:

PURPOSE: To accurately decide up to a fund distribution rate to each brand by finding a fund distribution ratio within a specific range uniformly when the values of energy functions found from each link weight value and each mode value are minimized.

CONSTITUTION: A link weight value setting means 102 sets each link weight value 109 from the return 106 of each brand, risk 107, and the coefficient 108 of correlation between each brand, and it is stored in a network storage means 101. A node value update means 103 updates each node value 110 in the network storage means 101 sequentially based on each link weight value 109 from the link weight value setting means 102 or the network storage means 101 so as to reduce the value of the energy function and to satisfy a restrictive condition that each node value 110 is less than 1 and excess of zero. A judging output means 104 judges the value of the energy function found from each link weight value 109 and each node value 110 at every update operation, and outputs each node value 110 when the value is minimal. In such a way, it is possible to accurately decide up to the fund distribution rate to each brand.

COPYRIGHT: (C)1991,JPO&Japio

⑨ 日本国特許庁(JP)

⑩ 特許出願公開

⑫ 公開特許公報(A) 平3-189862

⑤ Int. Cl.³
G 06 F 15/20

識別記号 庁内整理番号
Z 7165-5B

④ 公開 平成3年(1991)8月19日

審査請求 未請求 請求項の数 4 (全16頁)

⑬ 発明の名称 相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセ
レクション装置

⑭ 特 願 平1-328405

⑮ 出 願 平1(1989)12月20日

⑯ 発 明 者 泉 寛 幸 神奈川県川崎市中原区上小田中1015番地 富士通株式会社
内
⑯ 発 明 者 関 順 二 神奈川県川崎市中原区上小田中1015番地 富士通株式会社
内
⑯ 発 明 者 浜 屋 敏 神奈川県川崎市中原区上小田中1015番地 富士通株式会社
内
⑰ 出 願 人 富士通株式会社 神奈川県川崎市中原区上小田中1015番地
⑱ 代 理 人 弁理士 大 菅 義之 外1名

明 細 書

1. 発明の名称

相互結合型ネットワークを利用したリスク
最小化ポートフォリオセクション装置

2. 特許請求の範囲

1) 相互結合型ネットワークの構造を記憶する手段であって、複数の各銘柄への資金配分比を各々対応させた前記相互結合型ネットワークの複数の各ノードの値(110)と、該各ノード間のリンク重み値(109)を記憶するネットワーク記憶手段(101)と、

前記各銘柄別のリターン(106)とリスク(107)、及び前記各銘柄間の相関係数(108)とから、又はこれらに加えて前記各銘柄の総リターン(105)とから、前記各リンク重み値(109)を設定し、その場合に、該各リンク重み値及び前記各ノード値(110)から求まるエネルギー関数の値が極小とされたときに、前記各銘柄別リターン(106)及び前記

各ノード値(110)から求まる総リターンが極大になり又は前記入力された総リターン(105)に最も近似し、かつ、前記各相関係数(108)及び前記各ノード値(110)から求まる総リスクが極小となり、かつ、「前記各ノード値(110)が0以上1以下の値である」という制約条件を除く前記各ノード値(110)に関する制約条件に最も適合する、ように前記各リンク重み値(109)を設定し、前記ネットワーク記憶手段(101)に記憶させるリンク重み値設定手段(102)と、

前記エネルギー関数の値が減少するように、かつ、「前記各ノード値(110)が0以上1以下の値である」という制約条件を満たすように、前記リンク重み値(109)に基づいて前記ネットワーク記憶手段(101)上の前記各ノード値(110)を逐次更新するノード値更新手段(103)と、

該更新動作毎に、前記相互結合型ネットワークを規定する前記各リンク重み値(109)及び前記各ノード値(110)から求まるエネルギー関数の値を判定し、その値が極小の場合の該各ノード値(110)

を前記各銘柄への最適な資金配分比(111)として出力する判定出力手段(104)と、

を有することを特徴とする相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセレクション装置。

2) 相互結合型ネットワークの構造を記憶する手段であって、複数の各銘柄への資金配分比を各々対応させた前記相互結合型ネットワークの複数の各ノードの値と、該各ノード間のリンク重み値及び前記各ノード毎に設けられ該各ノードへ他のノードから入力する総和の値の大きさを判定する閾値を記憶するネットワーク記憶手段と、

前記各銘柄別のリターンとリスク、及び前記各銘柄間の相関係数とから、又はこれらに加えて前記各銘柄の総リターンとから、前記各リンク重み値及び前記各閾値を設定し、その場合に、該各リンク重み値、前記各閾値及び前記各ノード値から求まるエネルギー関数の値が極小とされたときに、前記各銘柄別リターン及び前記各ノード値から求まる総リターンが極大になり又は前記入力された

総リターンに最も近似し、かつ、前記各相関係数及び前記各ノード値から求まる総リスクが極小となり、かつ、「前記各ノード値が0以上1以下の値である」という制約条件を除く前記各ノード値に関する制約条件に最も適合する、ように前記各リンク重み値及び前記各閾値を設定し、前記ネットワーク記憶手段に記憶させるリンク重み値/閾値設定手段と、

前記エネルギー関数の値が減少するように、かつ、「前記各ノード値が0以上1以下の値である」という制約条件を満たすように、前記各リンク重み値及び前記各閾値に基づいて前記ネットワーク記憶手段上の前記各ノード値を逐次更新するノード値更新手段と、

該更新動作毎に、前記相互結合型ネットワークを規定する前記各リンク重み値、前記各閾値及び前記各ノード値から求まるエネルギー関数の値を判定し、その値が極小の場合の該各ノード値を前記各銘柄への最適な資金配分比として出力する判定出力手段と、

を有することを特徴とする相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセレクション装置。

3) 前記ノード値更新手段は、逐次更新した前記ネットワーク記憶手段上の前記各ノード値が0より小さい場合には該ノード値を0に変更し、1より大きい場合には該ノード値を1に変更する、ことを特徴とする請求項1又は2記載の相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセレクション装置。

4) 前記ネットワーク記憶手段上の前記各ノード値の初期値を、前記各制約条件に適合する範囲内でランダムに設定する初期値設定手段を有することを特徴とする請求項1、2又は3記載の相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセレクション装置。

3. 発明の詳細な説明

(概要)

債券や株への投資において、危険率を少なくす

るように、債券や株に資金配分を行う相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセレクション装置に関し、

コンピュータアーキテクチャの一方式として有望な相互結合型ネットワークを用いて、リスクが最小の配分を短い処理時間で求めるポートフォリオセレクションを実現し、その場合、資金配分比が0以上1以下の値の範囲内で均等に求められるようにすることにより、各銘柄への資金配分率まで正確に決定することを可能にすることを目的とし、

相互結合型ネットワークの構造を記憶する手段であって、複数の各銘柄への資金配分比を各々対応させた相互結合型ネットワークの複数の各ノードの値と、該各ノード間のリンク重み値を記憶するネットワーク記憶手段と、各銘柄別のリターンとリスク、及び各銘柄間の相関係数とから、又はこれらに加えて各銘柄の総リターンとから、各リンク重み値を設定し、その場合に、各リンク重み値及び各ノード値から求まるエネルギー関数の値

が極小とされたときに、各銘柄別リターン及び各ノード値から求まる総リターンが極大になり又は入力された総リターンに最も近似し、かつ、各相関係数及び各ノード値から求まる総リスクが極小となり、かつ、「各ノード値が0以上1以下の値である」という制約条件を除く各ノード値に関する制約条件に最も適合する、ように各リンク重み値を設定し、ネットワーク記憶手段に記憶させるリンク重み値設定手段と、エネルギー関数の値が減少するように、かつ、「各ノード値が0以上1以下の値である」という制約条件を満たすように、リンク重み値に基づいてネットワーク記憶手段上の各ノード値を逐次更新するノード値更新手段と、更新動作毎に、相互結合型ネットワークを規定する各リンク重み値及び各ノード値から求まるエネルギー関数の値を判定し、その値が極小の場合の該各ノード値を各銘柄への最適な資金配分比として出力する判定出力手段と、を有するように構成する。

従来技術として、二次計画法(QP法)を利用したモデルによって、証券の組み合わせを最適化する問題を定式化したマルコビッツモデルがある。

マルコビッツモデルにおいては、資金配分比率の2つの制約条件と、リターン及びリスクという、4つの定義を基にしたモデルである。以下、それらにつき具体的に示す。

まずN個の銘柄について考えるものとする。1からNに渡る変数*i*によって*i*番目の銘柄を指す。各銘柄*i*の資金配分比率を変数 X_i とおく。このとき各*i*に対して、

$$0 \leq X_i \leq 1 \quad \dots (1)$$

という第1の制約条件がある。また、

$$X_1 + X_2 + \dots + X_i + \dots + X_N = \sum_{i=1}^N X_i = 1 \quad \dots (2)$$

という第2の制約条件がある。例えばM円の資金を配分する場合、 $M \times X_1$ 円、 $M \times X_2$ 円、 \dots 、 $M \times X_i$ 円、 \dots 、 $M \times X_N$ 円ずつとなる。

なお、これ以後、表記を簡単にするために、

$$\sum_{i=1}^N \text{を } \Sigma \text{ または } \sum \text{ で、 } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \text{ を } \Sigma \Sigma \text{ または } \sum \sum$$

〔産業上の利用分野〕

本発明は、債券や株への投資において、危険率を少なくするように、債券や株に資金配分を行う相互結合型ネットワークを利用したリスク最小化ポートフォリオセレクション装置に関する。

〔従来の技術〕

証券市場の発展とともに、証券投資のリスクを低減しつつ利益をあげるため、最適な証券の組み合わせを決定する様々な手法が求められている。

ここで、債券や株等の銘柄への証券投資において、投資収益率の変動による危険を避けるために各銘柄に適当に資金を分散させた状態を、一般にポートフォリオと呼ぶ。そして、前述の最適な証券の組み合わせの決定問題は、ポートフォリオにおいてみれば、利益ができるだけ大きく、かつ危険率ができるだけ少なくなるような各銘柄への資金配分比を求めるポートフォリオセレクションと呼ばれる最適化問題となる。

上記ポートフォリオセレクションを行うための

で示すことがある。

今、ある銘柄*i*の過去の投資収益率の平均値を、その銘柄のリターンと呼び、今後は P_i で示す。

また、その銘柄*i*の過去の投資収益率の標準偏差を、その銘柄のリスクと呼び、今後は S_i で示す。

R_{ij} を銘柄*i*と銘柄*j*との期待リターンの相関係数とする。

ここで、総リターンPを、

$$P = \sum_{i=1}^N P_i X_i \quad \dots (3)$$

とおく。これは、N個の銘柄にそれぞれ資金配分比 X_i の比率で資金を配分したときに、期待される総利益である。

さらに、総リスクRを、

$$R = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N S_i S_j R_{ij} X_i X_j \quad \dots (4)$$

とおく。Rが極小値をとるとき、個々の X_i は、期待される総利益Pのもとでの期待される総リスクが最小の配分比を示す。

以上、(1)~(4)式の定式化によって、マルコビッツモデルが定義される。

上述の(1)~(4)式の下で前述のポートフォリオセクションを行うということは、

①同じ総リターンならば、総リスクが最小になる資金の組み合わせ、

②同じ総リスクならば、総リターンが最大になる資金の組み合わせ、

である。すなわち、ポートフォリオセクションつまり最適ポートフォリオの問題とは、利益を極大にしてかつ、危険率が少なくなることが期待されるように、債券や株に資金配分を行うための配分比を求めることである。

ここで、最適ポートフォリオの問題は、下記の(a), (b), (c)のように3種類考えられる。

(a)リターンを大きくし、かつリスクを小さくする配分を求める問題である。

目的関数として、リターン $P = \sum_i P_i X_i$ を最大にし、

同時にリスク $R = \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j$ を最小にする

ような資金配分比 $X_1, X_2, \dots, X_1, \dots$

る配分を求める問題である。すなわち、

「制約 $0 \leq X_i \leq 1, \sum_i X_i = 1.0$ 、

$\sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j = R$ のもとで

目的関数 $P = \sum_i P_i X_i$ を最大にするような資金配分比 $X_1, X_2, \dots, X_1, \dots, X_n$ を求めよ。」

という問題である。

マルコビッツモデルに基づく上記(a), (b)の最適ポートフォリオの問題は、第1の従来例としてQP法等の二次計画法で解かれていた。QP法は目的関数が2次式で、制約式が1次式の場合の非線形計画法である。リスクが2次式であるため、リスクを最小にする問題にQP法を用いている。

第9図に、第1の従来例によるリスク最小化ポートフォリオ決定装置のブロック構成を示す。

この装置においては、まず、リターン/リスク入力装置901から、銘柄数N、リターン P_i 、リスク S_i 、リターンの相関係数 R_{ij} 、期待総リターンPを入力する。これから、数式モデル表現装置902により、二次計画法の数式を構成する。

\dots, X_n が存在するとは限らないので、リターンの大きさに対して、リスクをどの程度小さくするかの程度を定める。すなわち、適当な正の定数a、bを取ってきて、目的関数 $F = -aP + bR$ と定義し、Fを最小にすることを考える。

すなわち、

「制約 $0 \leq X_i \leq 1, \sum_i X_i = 1.0$ のもとで、目的関数 $-a \sum_i P_i X_i + b \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j$ を最小にするような資金配分比 $X_1, X_2, \dots, X_1, \dots, X_n$ を求めよ。」という問題である。

(b)リターンを一定のまま、リスクが最小の配分を求める問題である。すなわち、

「制約 $0 \leq X_i \leq 1, \sum_i X_i = 1.0, \sum_i P_i X_i = P$ のもとで、

目的関数 $R = \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j$ を最小にするような資金配分比 $X_1, X_2, \dots, X_1, \dots, X_n$ を求めよ。」

という問題である。

(c)リスクを一定にしたまま、リターンを最大にす

次に、二次計画法計算装置903により、最適な資金配分比 $X_1, X_2, \dots, X_1, \dots, X_n$ を求めて、配分出力装置904から出力するという手続きをとる。

一方、第2の従来例として、マルコビッツモデルに直接対応する最適ポートフォリオの問題の解法ではないが、コンピュータアーキテクチャの一方方式として有望な相互結合ネットワークを用いて、複数の銘柄（例えば100銘柄）の中から最適な特定銘柄（例えば5銘柄）の組み合わせを選択するものがある。

〔発明が解決しようとする課題〕

しかし、上記第1の従来例の場合、計算量が銘柄数のほぼ3乗に比例するため、銘柄数が増大すると処理時間が膨大になると共に、計算時のメモリ容量が膨大になってしまうという問題点を有している。また、銘柄数が増大すると解けない場合もあるという問題点を有している。

一方、第2の従来例の場合、処理時間は短い、

ポートフォリオにおける各銘柄への資金配分比までは求めることができず、厳密な意味でのポートフォリオセクションとはなっていないという問題を有している。

本発明は、コンピュータアーキテクチャの一方式として有望な相互結合型ネットワークを用いて、リスクが最小の配分を短い処理時間で求めるポートフォリオセクションを実現し、その場合、資金配分比が0以上1以下の値の範囲内で均等に求められるようにすることにより、各銘柄への資金配分率まで正確に決定することを可能にすることを目的とする。

〔課題を解決するための手段〕

第1図は、本発明のブロック図である。

ネットワーク記憶手段101は、相互結合型ネットワークの構造を記憶する手段であって、債券や株への投資における複数の各銘柄への資金配分比を各々対応させた複数の各ノードの値110と、該各ノード間のリンク重み値109を記憶する手段で

いう制約条件は除かれる。なお、前述のように各ノード毎に閾値を有する場合、上記リンク重み値設定手段102は、各リンク重み値と共に、閾値も上記と同様の条件となるように設定するリンク重み値／閾値手段としてもよい。この場合、相互結合型ネットワークのエネルギー関数は、各リンク重み値、各閾値及び各ノード値から求まる。

ノード値更新手段103は、エネルギー関数の値が減少するように、かつ、「各ノード値110が0以上1以下の値である」という制約条件を満たすように、リンク重み値設定手段102又はネットワーク記憶手段101からの各リンク重み値109に基づいてネットワーク記憶手段101上の各ノード値110を逐次更新する。同手段は、例えば、逐次更新したネットワーク記憶手段101上の各ノード値110が0より小さい場合には該ノード値を0に変更し、1より大きい場合には該ノード値を1に変更する手段として実現される。なお、前述のように各ノード毎に閾値を有する場合、該各閾値も更新動作に寄与する。

ある。更に、相互結合型ネットワークの構造によっては、各ノード毎に設けられ該各ノードへ他のノードから入力する総和の値の大きさを判定する閾値を記憶するようにしてもよい。

次に、リンク重み値設定手段102は、各銘柄別のリターン106とリスク107、及び各銘柄間の相関係数108とから、或いは、これらに各銘柄の総リターン105を加えたものから、各リンク重み値109を設定し、ネットワーク記憶手段101に記憶させる。この場合、各リンク重み値109及び各ノード値110から求まる相互結合型ネットワークのエネルギー関数の値が極小とされたときに、各銘柄別リターン106及び各ノード値110から求まる総リターンが極大となり、又は総リターン105を入力した場合にはその入力された総リターン105に最も近似し、かつ、各相関係数108及び各ノード値110から求まる総リスクが極小となり、かつ、各ノード値110に関する制約条件に最も適合する、ように各リンク重み値109が設定される。ここで、「各ノード値110が0以上1以下の値である」と

そして、判定出力手段104は、上記更新動作毎に、相互結合型ネットワークを規定する各リンク重み値109及び各ノード値110から求まるエネルギー関数の値を判定して、その値が極小の場合の該各ノード値110を各銘柄への最適な資金配分比111として出力する手段である。なお、前述のように各ノード毎に閾値を有する場合、該各閾値もエネルギー関数の導出に寄与する。

以上の構成で、ネットワーク記憶手段101上の各ノード値110の初期値を、前述の制約条件に適合する範囲内でランダムに設定する初期値設定手段を有するようにしてもよい。

〔作用〕

本発明では、相互結合型ネットワークの各ノードの値110として、複数の各銘柄への資金配分比を各々対応させている。

そして、リンク重み設定手段102は、相互結合型ネットワークのエネルギー関数の値が極小とされたときに、自動的に総リターンが極大となり或

いは入力された総リターン105に最も近似し、かつ、総リスクが極小となり、なおかつ、各ノード値110に関する制約条件を満たすように、各リンク重み値109を設定する。

このような設定の下において、ノード値更新手段103が、ネットワーク記憶手段101上の各ノード値110をエネルギー関数の値が減少するように逐次更新し、判定出力手段104がエネルギー関数の極小値を判定することにより、エネルギー極小のときの各ノード値110として、最適な資金配分比111を求めることができる。

ここで、各ノード値110が0以上1以下の値であるという制約条件は、リンク重み設定手段102での各リンク重み値109を設定するためのエネルギー関数には含ませず、ノード値更新手段103での各ノード値110の逐次更新動作における更新条件として含ませるようにしている。上述の制約条件をエネルギー関数式の中に組み込むためには、当該制約条件を式として表現する必要がある。しかし、各ノード値110が0以上1以下の範囲で均

等に存在し得るような式を定義するのは難しく、不適切な式表現を行うと正しいノード値110を求めにくくなる。そこで、本発明では、エネルギー関数表現ではなく、各ノード値110の逐次更新動作時の条件として前述の制約条件を組み込むことにより、各ノード値110が0以上1以下の範囲で均等に存在し得るような制約を容易に付加することを可能としている。

これにより、相互結合型ネットワークのエネルギー関数を極小化する問題として総リターンを最大又は入力した目標値に近づけながら、総リスクを最小にして、各銘柄への最適な資金配分比111を求めることができる。

この場合の、処理計算量は、銘柄数に対応するノード数のほぼ2乗に比例するため、計算量が銘柄数のほぼ3乗に比例する従来の2次計画法等と比較して、処理時間が少なく計算時のメモリ容量が少ない処理を実現することができる。

〔実施例〕

以下、図面を参照しながら本発明の実施例を説明する。

原理説明

まず、本発明の具体的な実施例について説明する前に、本発明の原理について説明する。

本発明は、「従来の技術」の項で説明した3種類の最適ポートフォリオ(a), (b), (c)のうち、(a)のリターンが最大でリスクが最小の各銘柄への資金配分を求める問題、或いは(b)のリターンを一定のまま、リスクが最小の各銘柄への資金配分を求める問題の両者を解決する発明であり、特に、資金配分比が0以上1以下の値の範囲内で均等に求められるようにすることにより、各銘柄への資金配分率まで正確に決定できることを特徴とする。

ここで、本発明では、相互結合型ネットワークを用いて、上記最適ポートフォリオの問題を解決する。

相互結合型ネットワークは、次のような構造を持つネットワークであり、例えば第6図に示され

るような構造を有する。

- ①複数個のノードがあり、すべてのノードが自分自身を含む他のノードと有向リンクで結合している。ノードの個数を N で表す。
- ②各ノードは、値として1つの変化しうる数値を持つ。ノード i の値を X_i で表す。また、各ノード i は、閾値と呼ぶ固定された数値を持つ。ノード i の閾値の値は θ_i で表現される。
- ③ノード間の各リンクは、数値をリンクの重みとして持つ。ノード j からノード i に到るリンクの重みは、 w_{ji} で表現される(第6図参照)。
- ④各ノードの次の時点の値(更新された値) $X_i(t+1)$ は、そのノード自身の現時点の値(更新前の値) $X_i(t)$ と閾値 θ_i と、そのノードに向けられているすべての有向リンクの重み w_{ji} と、それらの有向リンクの反対側のノードの各値 $X_j(t)$ とを用いて決定される。特に、本発明では、第7図に示される如く、次のような形式の値変化規則を用いたネットワークで考える。

$X_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} X_j(t) - \theta_i\right)$
 ここで、 $f(\quad)$ は1個の実数を引数として持つ適当な関数である。なお、この式の形式については後述する。

上記の如き相互結合型ネットワークを前提とした、本発明による相互結合型ネットワークの構造を以下に示す。

- ① N個のノードを用意し、N個の各銘柄を各ノードに対応づける。
- ② 解となる銘柄の資金配分比 X_i ($0 \leq X_i \leq 1$) はノードの値で表現される。
- ③ 制約の一部と目的関数(総リターン、総リスク等)とは、まとめて一つのエネルギー関数 E で表現された後、ネットワークのすべてのリンクの重みと閾値に分散表現される。ノード j からノード i に到るリンクの重みは、 w_{ij} で、ノード i の閾値の値は θ_i で表現される。

上記構造の相互結合型ネットワークの動作規則を以下に示す。

銘柄 i への最適な資金配分比を示す。

このことにより、相互結合型のネットワークにより、最適ポートフォリオを計算することができる。

以上の動作を可能とするために最も重要なことは、前述の③のように、ポートフォリオにおける目的関数と制約を1つのエネルギー関数 E と値変化規則で表現することである。この場合、前述の⑤のように、 E が極小となったとき、目的関数が極小となり、各制約式が満足されるように、エネルギー表現及び値変化規則の設定を行う必要がある。

そこで、ここではまず、制約のエネルギー表現 E_1 及び E_2 、目的関数のエネルギー表現 E_3 及び E_4 について定義し、それを一つのエネルギー表現 E としてまとめる。しかる後に、制約の一部を含む値変化規則について定義する。

まず、制約「 $\sum_{i=1}^N X_i = 1.0$ 」を表わすエネルギー表現 E_1 について定義する。 E_1 は、極小になったとき、制約 $\sum_{i=1}^N X_i = 1.0$ が満たされているよ

④各ノードの値 X_i を変化させる値変化規則は、上記のエネルギー E が減少し、かつ制約式の一部を満たすように定義される。

⑤エネルギー表現 E は、極小になったとき、制約式の一部が満足され、目的関数が極小をとるように定められる。

上記規則に基づく相互結合型ネットワークの動作を以下に示す。

- ⑥ 最初、各ノードには、ランダムに値が入れられる。
- ⑦ すると、値変化規則により、各ノードの値が次々に変化していく。そのとき、ノードの値が変化していくにつれ、値変化規則により、エネルギー関数 E は減少していく。
- ⑧ エネルギー関数 E は、いつか極小値に到達する。

エネルギー関数 E は、極小になったとき最適ポートフォリオ問題の各制約式が満足されて目的関数が極小をとるように定められているので、そのときの各ノードの値 X_i が、銘

うな表現である。例えば、次のような式がその1つである。

$$E_1 = \left(1 - \sum_{i=1}^N X_i\right)^2 \quad \dots (5)$$

次に、目的関数すなわち総リスクのエネルギー表現 E_2 を定義する。

目的関数を表すエネルギー表現 E_2 が極小になったとき、期待される総リスクも極小になるようにするために、 E_2 は総リスクを表す式そのものを用いる。従って、前記(4)式より、

$$E_2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N S_i S_j R_{ij} X_i X_j \quad \dots (6)$$

E_2 が極小値をとるとき、個々の X_i はリスクが最小のときの銘柄 i への資金配分比を示す。

同様に、目的関数を表すエネルギー表現が極小になったとき、期待される総リターンができるだけ大きくなるように、総リターンを表現するエネルギー表現 E_3 を定める。例えば、前記(3)式より、

$$E_3 = -\sum_{i=1}^N P_i X_i \quad \dots (7)$$

と定めると、 E_3 が極小値をとるとき、 $\sum_{i=1}^N P_i X_i$ は、極大値を取るから、他に極大値がないことが保証されているとき、個々の X_i は期待される総

リターンが最大のときの銘柄 i への資金配分比を示す。

一方、制約「 $\sum_{i=1}^N P_i X_i = P$ 」を表わすエネルギー表現 E_3 について定義する。 E_3 は、極大になったとき、制約「 $\sum_{i=1}^N P_i X_i = P$ 」がほぼ満たされているような表現である。例えば、次のような式その1つである。

$$E_3 = (P - \sum_{i=1}^N P_i X_i)^2 \quad \cdots (8)$$

なお、制約「 $0 \leq X_i \leq 1$ 」を表すエネルギー表現としては、一般的に例えば次のようなものが考えられる。

$$E_4 = \sum_{i=1}^N ((1 - X_i)^2 + X_i^2) \quad \cdots (9)$$

しかし、上述の(9)式は、

$$E_4 = \sum_{i=1}^N (2(X_i - 1/2)^2 + 1/2) \quad \cdots (9')$$

のように変形されるため、エネルギー表現 E_4 が十分に小さくなると、各 X_i は、値 $1/2$ に近づいてしまい、制約「 $0 \leq X_i \leq 1$ 」を正確に反映するものではなくってしまう場合を生じ得る。

そこで、本実施例では、各ノード値 X_i が制約「 $0 \leq X_i \leq 1$ 」を満たすように、ノード値の変

化規則を決定するようにしている。これが、本実施例の大きな特徴である。この制約を含む値変化規則については後述する。

以上、(5)式～(7)式で示される目的関数と制約とのエネルギー表現を使うと、前述のポートフォリオ問題(a)は、次のように表現される。

「(係数 b, c, d を適当に定めた上で) エネルギー関数 $E_0 = b E_2 + c E_3 + d E_4$ を最小にせよ。」

当然、これらのエネルギー表現では、制約と目的関数の条件を満たすような他の表現も考えられる。

ここで、前述の①～③で規定される相互結合型ネットワークのエネルギー関数は一般に、

$$E = - (1/2) \sum_i \sum_j w_{ij} X_i X_j + \sum_i \theta_i X_i \quad \cdots (10)$$

という形式で表現できる。上記(10)式は、ノード値 X を変数とみた場合、 X の2次式の形式で表現されている。一方、前述のポートフォリオ問題(a)における(5)～(7)式より求まるエネルギー関数

$$E_0 = b E_2 + c E_3 + d E_4$$

$$\begin{aligned} &= b (1 - \sum_{i=1}^N X_i)^2 \\ &\quad + c \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j^2 \\ &\quad + d (-\sum_i P_i X_i) \quad \cdots (10) \end{aligned}$$

もノード値 X の2次式の形式で表現されている。そこで、上記(10)式と(10)式を恒等式として対応づけることにより、ポートフォリオ問題(a)を相互結合ネットワークに適用した場合の、各ノード間のリンク重み値 w_{ij} 及び各ノードの閾値 θ_i を、以下のようにして定めることができる。

前述の(10)式を以下のように変形する。

$$\begin{aligned} E_0 &= b E_2 + c E_3 + d E_4 \\ &= b (1 - \sum_{i=1}^N X_i)^2 \\ &\quad + c \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j^2 \\ &\quad + d (-\sum_i P_i X_i) \\ &= b (1 - 2 \sum_i X_i + (\sum_i X_i)^2) \\ &\quad + c \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j \\ &\quad + d (-\sum_i P_i X_i) \\ &= b - 2b \sum_i X_i + b \sum_i \sum_j X_i X_j \\ &\quad + c \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &- d \sum_i P_i X_i \\ &= b \sum_i \sum_j X_i X_j \\ &\quad + c \sum_i \sum_j S_i S_j R_{ij} X_i X_j \\ &\quad - 2b \sum_i X_i - d \sum_i P_i X_i + b \\ &= - (1/2) \sum_i \sum_j (-2b \\ &\quad - 2c S_i S_j R_{ij}) X_i X_j \\ &\quad + \sum_i (-2b - d P_i) X_i + b \end{aligned}$$

上記(10)式の変形結果を前述の(10)式の相互結合型ネットワークのエネルギー関数の一般形と対応づけることにより、リンクの重み w_{ij} と閾値 θ_i は、次のように定められる。すなわち、ノード j から i にいたるリンクの重みは、

$$w_{ij} = -2b - 2c S_i S_j R_{ij} \quad \cdots (11)$$

となる。また、ノード i の閾値は、

$$\theta_i = -2b - d P_i \quad \cdots (12)$$

となる。

一方、前述のポートフォリオ問題(b)について考えると、この問題は、前記(5)式、(6)式及び(8)式で示される目的関数と制約とのエネルギー表現を使うと、次のように表現される。

「(係数 b, c, d を適当に定めた上で) エネルギー関数 $E_0 = +b E_2 + c E_3 + d E_4$ を最小にせよ。」

当然、これらのエネルギー表現では、制約と目的関数の条件を満たすような他の表現も考えられる。

ここで、(5)式、(6)式及び(8)式から求まる上述のポートフォリオ問題(b)におけるエネルギー関数は、

$$\begin{aligned} E_0 &= b E_2 + c E_3 + d E_4 \\ &= b \left(1 - \sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \\ &\quad + c \left(\sum_{i,j} S_i S_j R_{ij} X_i X_j \right) \\ &\quad + d \left(P - \sum_{i,j} P_i X_i \right)^2 \quad \dots \cdot 04 \end{aligned}$$

のようにノード値 X の2次式の形式で表現されているため、これと前述の①～③に基づく④式で規定されるエネルギー関数の一般形とを恒等式として対応づけることにより、ポートフォリオ問題(b)を相互結合ネットワークに適用した場合の、各ノード間のリンク重み値 w_{ij} 及び各ノードの閾値 θ_i を、以下のようにして定めることができる。

前述の④式を以下のように変形する。

$$E_0 = b E_2 + c E_3 + d E_4$$

$$\begin{aligned} &+ b \left(1 - \sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \\ &+ c \left(\sum_{i,j} S_i S_j R_{ij} X_i X_j \right) \\ &+ d \left(P - \sum_{i,j} P_i X_i \right)^2 \\ &= b \left(1 - 2 \sum_{i=1}^N X_i + \left(\sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \right) \\ &\quad + c \sum_{i,j} S_i S_j R_{ij} X_i X_j \\ &\quad + d \left(P^2 - 2 P \sum_{i,j} P_i X_i \right. \\ &\quad \left. + \left(\sum_{i,j} P_i X_i \right)^2 \right) \\ &= b - 2 b \sum_{i=1}^N X_i + b \left(\sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \\ &\quad + c \sum_{i,j} S_i S_j R_{ij} X_i X_j \\ &\quad + d P^2 - 2 d P \sum_{i,j} P_i X_i \\ &\quad + d \left(\sum_{i,j} P_i X_i \right)^2 \\ &= b \sum_{i,j} X_i X_j \\ &\quad + c \sum_{i,j} S_i S_j R_{ij} X_i X_j \\ &\quad + d \sum_{i,j} P_i P_j X_i X_j - 2 b \sum_{i=1}^N X_i \\ &\quad - 2 d P \sum_{i,j} P_i X_i + b + d P^2 \\ &= - (1/2) \sum_{i,j} (-2 b - 2 c S_i S_j R_{ij} \\ &\quad - 2 d P_i P_j) X_i X_j \\ &\quad + \sum_i (-2 b - 2 d P P_i) X_i \\ &\quad + b + d P^2 \end{aligned}$$

上記④式の変形結果を前述の④式の相互結合型

ネットワークのエネルギー関数の一般形と対応づけることにより、リンクの重み w_{ij} と閾値 θ_i は、次のように定められる。すなわち、ノード j から i にいたるリンクの重みは、

$$w_{ij} = -2 b - 2 c S_i S_j R_{ij} - 2 d P_i P_j \quad \dots \cdot 05$$

となる。また、ノード i の閾値は、

$$\theta_i = -2 b - 2 d P P_i \quad \dots \cdot 06$$

となる。

次に、④式、⑤式及び⑥式、或いは④式、⑤式及び⑦式により定まるエネルギー関数 E のもとで、「 E が減少するように各ノードの値 X_i を変化させる」という前述の④の値変化規則の具体的動作について説明する。

まず、各ノード X_i において、

$$X_i(t+1) = X_i(t) + d X_i \quad \dots \cdot 07$$

として、 $X_i(t)$ の値を変化させていく。ここで、 $X_i(t)$ は更新前の X_i の値を示し、 $X_i(t+1)$ は更新後の X_i の値を示す。

また、 $d X_i$ は各更新動作毎の X_i の変化分(差分)である。このときエネルギー関数 E が減

少していくように、ノード内の値変化規則を決める。

今、 E の時間変化(微分/差分)を $d E$ 、 X_i の時間変化(微分/差分)を $d X_i$ とおいて、前記④式の両辺を微分すると、

$$\begin{aligned} d E &= - (1/2) \left(\sum_{i,j} (X_{ij} (d X_i) X_j \right. \\ &\quad \left. + w_{ij} X_i (d X_j) \right) + \sum_i \theta_i (d X_i) \\ &= - (1/2) \left(\sum_{i,j} w_{ij} \{ (d X_i) X_j \right. \\ &\quad \left. + X_i (d X_j) \} \right) + \sum_i \theta_i (d X_i) \end{aligned}$$

$w_{ij} = w_{ji}$ から、

$$\begin{aligned} &= - (1/2) \left(\sum_{i,j} w_{ij} 2 X_j (d X_i) \right) \\ &\quad + \sum_i \theta_i (d X_i) \\ &= - \sum_i \left(\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i \right) (d X_i) \end{aligned}$$

となる。すなわち、一般に、

$(\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i) (d X_i) \geq 0$ となるようにすれば、 $d E \leq 0$ 、となって、 E は減少していく。

このとき、次のような同値関係 \Leftrightarrow がある。

$$\begin{aligned} &(\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i) (d X_i) \geq 0 \\ \Leftrightarrow &(\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i) \geq 0 \text{ かつ } d X_i \geq 0 \end{aligned}$$

または $(\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i) \leq 0$
かつ $dX_i \leq 0$

それゆえ、

$$\left. \begin{array}{l} (\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i) \geq 0 \text{ のとき、} \\ dX_i \geq 0 \\ (\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i) \leq 0 \text{ のとき、} \\ dX_i \leq 0 \end{array} \right\} \dots \text{⑧}$$

となるように、ノードの値変化規則を構成すると、エネルギーEは減少する。

上記⑧式に基づく値変化規則の具体例としては、
 $dX_i = A (\sum_j w_{ij} X_j - \theta_i)$ (Aは正の定数)

のようなものが考えられる。 $\dots \text{⑨}$

上記⑧式と前述の⑦式で定まる値変化規則により、 X_i の値を更新させることができる。

次に、前述の⑦式に、制約「 $0 \leq X_i \leq 1$ 」を含ませる。そのためには⑦式を基に、

$$\left. \begin{array}{l} X_i(t+1) = 0 \\ \quad : X_i(t) + dX_i < 0 \text{ の時} \\ X_i(t+1) = 1 \\ \quad : X_i(t) + dX_i > 1 \text{ の時} \\ X_i(t+1) = X_i(t) + dX_i \\ \quad : 0 \leq X_i(t) + dX_i \leq 1 \text{ の時} \end{array} \right\} \text{⑩}$$

ネットワークの構造を記憶する。

リンク重み／閾値設定装置203は、目的変更スイッチ209において、リターン最大かつリスク最小のポートフォリオを求める指定がなされている場合には、リターン／リスク入力装置17から入力される各銘柄別のリターンとリスク、及び各銘柄間の相関係数、並びにパラメタ入力装置202から入力されるエネルギー関数設定のための各パラメタから、各ノード間のリンク重み値及び各ノードの閾値を設定し、相互結合型ネットワーク205に設定する。一方、目的変更スイッチ209において、リターン固定かつリスク最小のポートフォリオを求める指定がなされている場合には、リターン／リスク入力装置17から入力される各銘柄の総リターン、各銘柄別のリターンとリスク、及び各銘柄間の相関係数、並びにパラメタ入力装置202から入力されるエネルギー関数設定のための各パラメタから、各ノード間のリンク重み値及び各ノードの閾値を設定し、相互結合型ネットワーク205に設定する。

と変更すればよい。上記⑧式と前述の⑦式で定まる値変化規則により、エネルギー関数が減少し、かつ、各ノード値 X_i が制約「 $0 \leq X_i \leq 1$ 」を満たすように、 X_i の値を更新できる。

以上、⑧式、⑨式及び⑩式、或いは⑧式、⑨式及び⑩式で規定されるエネルギー関数の表現と、⑩式と⑨式で規定される値変化規則に基づいて、前述の⑥～⑧の相互結合型ネットワークの動作を実行することにより、リターン最大かつリスク最小、或いはリターン固定かつリスク最小のポートフォリオを求めることができる。

具体的実施例

上記原理構成に基づく本発明の具体的な実施例について以下に説明する。第2図は、本発明の具体的実施例のブロック構成図である。

相互結合型ネットワーク205は、コンピュータのメモリ又は専用ハードウェアとして、 $1 \leq i, j \leq N$ に対して各ノードの値の配列 $X(i)$ 、各ノード間のリンク重み値の配列 $w(i, j)$ 、各ノードの閾値の配列 $\theta(i)$ からなる相互結合型

値変化規則設定装置204は、相互結合型ネットワーク205に記憶されている各リンク重み値及び各閾値に基づいて、同ネットワーク上の各ノード値を、エネルギー関数の値が減少するように逐次更新する。なお、ここには、ノードの古い値を格納する配列 $X_{old}(i)$ 、 $1 \leq i \leq N$ が記憶されている。

エネルギー極小化判定装置207は、上記更新動作毎に、相互結合型ネットワーク205を規定する各リンク重み値、各閾値及び各ノード値から求めるエネルギー関数の値を判定し、その値が極小となった場合にその旨を配分比出力装置208に通知し、極小とならなければ値変化規則設定装置204に次の更新動作を指示する。

配分比出力装置208は、エネルギー極小化判定装置207からエネルギー関数が極小になった旨の通知を受けると、相互結合型ネットワーク205からそのときの各ノード値を各銘柄への最適な資金配分比として出力する。

一方、初期値設定装置206は、相互結合型ネッ

トワーク205上の各ノード値の初期値を設定する。

上記構成の具体的実施例の動作を第3図～第5図の動作フローチャートに基づいて説明する。

第3図は主手続きの動作フローチャートである。

まず、S1は、相互結合型ネットワーク205の構造作成処理であり、第2図の目的変更スイッチ209の入力条件に基づいて、リンク重み/閾値設定装置203で実行される。すなわち、リンク重み値を示す配列 $w(i, j)$ と閾値を示す配列 $\theta(i)$ に値を設定する手続きが実行される。上記 $w(i, j)$ 及び $\theta(i)$ は、前述の「原理説明」の項で説明したリンク重み w_{ij} 及び閾値 θ_i に対応し、添え字 i, j の意味も同じである。そして、ここでの動作は、前述の「原理説明」で説明した項「③」に対応する。

上記S1の具体的な動作を第4図に示す。

まず、第2図のリンク重み/閾値設定装置203は、目的変更スイッチ209の入力状態を取り込む(第4図S11)。目的変更スイッチ209においては、ユーザにより、前述の如く、リターン最大

かつリスク最小のポートフォリオを求める指定、或いはリターン固定かつリスク最小のポートフォリオを求める指定のいずれかがなされる。

次に、リターン/リスク入力装置17から、銘柄数 N 、銘柄 i のリターン P_i 、銘柄 i と銘柄 j の期待リターンの相関係数 R_{ij} 及び銘柄 i のリスク S_i を入力する(第4図S12)。

目的変更スイッチ209の値が、上記リターン最大の指定を示していれば第4図S14へ、リターン固定の指定を示していれば同図S16へ処理を移す(第4図S13)。

リターン最大の指定がなされている場合、リンク重み/閾値設定装置203は、パラメタ入力装置202から、前述の(5)～(7)式で示される各エネルギー関数 $E_2 \sim E_4$ を、前述の(10)式の如くエネルギー関数 E_i に反映させるための各係数 b, c 及び d を入力する(第4図S14)。これらの係数は、経験的に定められる。

そして、リンク重み/閾値設定装置203は、上記S12及びS14の入力動作の後、前述の「原

理説明」の項で説明した(6)及び(7)式に基づいて、リンク重み値 $w(i, j)$ と閾値 $\theta(i)$ を計算する。すなわち、 $1 \leq i, j \leq N$ に対して、

$$w(i, j) = 2b - 2cS_iS_jR_{ij}$$

$$\theta(i) = -2b - dP_i$$

が計算される(第4図S15)。以上の動作により求めた各リンク重み値 $w(i, j)$ と各閾値 $\theta(i)$ ($1 \leq i, j \leq N$)が、相互結合型ネットワーク205に設定(記憶)され、第3図S1の処理を終了する。

リターン固定の指定がなされている場合、リンク重み/閾値設定装置203は、パラメタ入力装置202から、前述の第4図S12での入力動作に加え、更にユーザが期待する総リターン P を入力する(第4図S16)。また、前述の(5)～(6)式及び(8)式で示される各エネルギー関数 E_2, E_3 及び E_4 を、前述の(10)式の如くエネルギー関数 E_i に反映させるための各係数 b, c 及び d を入力する(第4図S17)。これらの係数も、前述の場合と同様、経験的に定められる。

そして、リンク重み/閾値設定装置203は、上

記S12、S16及びS17の入力動作の後、前述の「原理説明」の項で説明した(6)及び(7)式に基づいて、リンク重み値 $w(i, j)$ と閾値 $\theta(i)$ を計算する。すなわち、 $1 \leq i, j \leq N$ に対して、

$$w(i, j) = -2b$$

$$-2cS_iS_jR_{ij} - 2dP_iP_j$$

$$\theta(i) = -2b - 2dPP_i$$

が計算される(第4図S18)。以上の動作により求めた各リンク重み値 $w(i, j)$ と各閾値 $\theta(i)$ ($1 \leq i, j \leq N$)が、相互結合型ネットワーク205に設定(記憶)され、第3図S1の処理を終了する。

次に、第3図のS2は、相互結合型ネットワーク205の初期化を行う処理であり、第2図の初期値設定装置206によって実行される。すなわち、ノード値を示す配列 $X(i)$ に初期値を設定する手続きが実行される。上記 $X(i)$ は、前述の「原理説明」の項で説明したノード値 X_i に対応する。ここでの動作は、前述の「原理説明」で説明した項「⑥」に対応する。

上記S2の具体的な動作を第5図に示す。すな

わち、初期値設定装置206は、第5図S21の如く、相互結合型ネットワーク205内のノードの配列Xにおける1～Nまでの各銘柄に対応するノード値の配列X(i), $1 \leq i, j \leq N$ に対して、X(i)の範囲が0.0～1.0で、すべてのノード値X(i), $1 \leq i, j \leq N$ の総和が1、各ノード値X(i)の平均が均等すなわち1.0/Nになるように、乱数によって初期値を設定する。なお、経験的に乱数の分散はあまり大きくならないほうがよい。これにより設定された各ノード値の配列X(i), $1 \leq i, j \leq N$ が相互結合型ネットワーク205に設定(記憶)され、第3図S2の処理を終了する。

続いて、第3図S3で過去のエネルギーの記録E_{o.i}の値を初期値0.0にセットする。

そして、第3図S4～S8のループは、前述の「原理説明」で説明した項「⑦、⑧」の動作に対応する。

まず、第2図のエネルギー極小化判定装置207は、相互結合型ネットワーク205を起動し、前述の⑦式に基づいてエネルギーEを計算する(第3

図S4)。すなわち、相互結合型ネットワーク205上の各ノード値の配列X(i)、各リンク重み値w(i,j)及び各閾値θ(i), (共に $1 \leq i, j \leq N$)から、エネルギーEが、

$$E = - (1/2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w(i,j) X(i) X(j) + \sum_{i=1}^N \theta(i) X(i)$$

の如く求まる。

次に、第3図S5は、動作終了判定処理であり、第2図のエネルギー極小化判定装置207において実行される。すなわち、上述の如く計算された現在のエネルギーEと、過去のエネルギーE_{o.i}との差が、ある閾値B以下であるか否かが判定される。なお、閾値Bは、予め第2図のパラメタ入力装置202から入力されているとする。

上記判定の結果、EとE_{o.i}との差が閾値B未満であれば、エネルギーEは極小値になったと判定し、その旨を第2図の配分比出力装置208に通知する。

これにより、配分比出力装置208は、相互結合型ネットワーク205から、各ノード値の配列X(i)

を銘柄iの最適な資金配分比として出力して、動作を終了する(第3図S9)。

以上のS5及びS9の処理動作は、前述の「原理説明」で説明した項「⑧」の動作に対応する。

一方、第3図S5の判定の結果、EとE_{o.i}との差が閾値B以上であれば、第2図のエネルギー極小化判定装置207は、過去のエネルギーの記録E_{o.i}に現在のエネルギーの値Eをセットした後(第3図S6)、値変化規則設定装置204にノード値の配列X(i)の更新動作を指示する。

これにより、値変化規則設定装置204は、第3図S7～S8のノード値更新動作を実行する。

すなわち、値変化規則設定装置204は、まず相互結合型ネットワーク205上のノード値の配列Xの内容を、ノード値の旧配列X_{o.i}にセーブする(第3図S7)。なお、この旧配列の記憶領域は値変化規則設定装置204内部に設けられている。具体的には、X_{o.i}(i) = X(i), $1 \leq i, j \leq N$ の代入処理が実行される。

次に、値変化規則設定装置204は、パラメタ入

力装置202から係数A(正の定数)を入力した後、すべてのノード値の配列X(i), $1 \leq i, j \leq N$ に対して、前述の⑦式及び⑧式に基づいて、以下の更新動作を実行する。すなわち、

$$dX_i = A \left(\sum_{j=1}^N w(i,j) X_{o.i}(j) - \theta(i) \right)$$

$$\begin{cases} X(i) = 0 & : X_{o.i}(i) + dX_i < 0 \text{ の時} \\ X(i) = 1 & : X_{o.i}(i) + dX_i > 1 \text{ の時} \\ X(i) = X_{o.i}(i) + dX_i & : 0 \leq X_{o.i}(i) + dX_i \leq 1 \text{ の時} \end{cases}$$

の更新演算を行う。これにより更新された各ノード値の配列X(i), $1 \leq i, j \leq N$ が相互結合型ネットワーク205に設定(記憶)され、第3図S8の処理を終了する。

以上の更新動作の後、再び第3図S4の処理に戻り、前述の動作を繰り返す。

以上の具体的実施例により、各銘柄の資金配分比を最適に求めることが可能となる。

この場合の本実施例の処理時間を、従来の2次計画法(QP法)の処理時間と比較した推計結果を第8図に示す。本実施例における処理計算量は、銘柄数に対応するノード数のほぼ2乗に比例し、

一方、2次計画法(QP法)の処理計算量は、銘柄数のほぼ3乗に比例する。従って、第8図から明らかなように、銘柄数が増えるほど、本実施例の方が処理時間が少なく計算時のメモリ容量が少ない処理を実現することができる。なお、実際の証券投資等における銘柄数は1000～2000銘柄程度になるとと思われる。

なお、第2図の実施例は、汎用計算機上で実行されるソフトウェアの形式、又は専用のハードウェアの形式のいずれでも実現可能である。特に、専用ハードウェアチップとして実現すれば、高速かつ信頼性の高いシステムの実現が可能となる。

〔発明の効果〕

本発明によれば、各ノード値が0以上1以下の値であるという制約条件は、リンク重み設定手段での各リンク重み値を設定するためのエネルギー関数には含ませずに、ノード値更新手段での各ノード値の逐次更新動作における更新条件として含ませるようにしたため、各ノード値が0以上1以

下の範囲で均等に存在し得るような制約を容易に付加することを可能としている。

これにより、相互結合型ネットワークのエネルギー関数を極小化する問題として、総リターンを最大又は入力した目標値に近づけながら、総リスクを最小にして、各銘柄への最適な資金配分比を求めることが可能となる。

この場合の、処理計算量は、銘柄数に対応するノード数のほぼ2乗に比例するため、計算量が銘柄数のほぼ3乗に比例する従来の2次計画法等に比較して、処理時間が少なく計算時のメモリ容量が少ない処理を実現することが可能となる。

4. 図面の簡単な説明

第1図は、本発明のブロック図、

第2図は、本発明の具体的実施例のブロック構成図、

第3図は、主手続きの動作フローチャート、

第4図は、リンクの重みと閾値の設定手続きの動作フローチャート、

第5図は、ノードの初期値設定手続きの動作フローチャート、

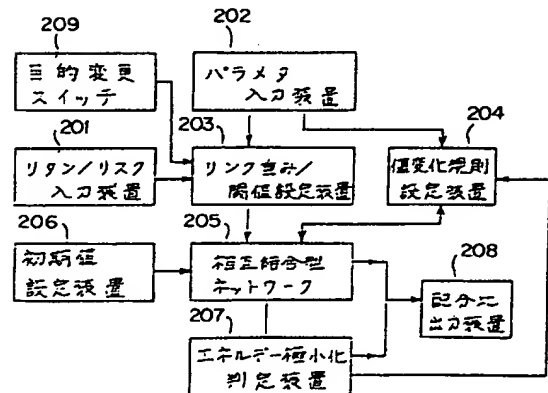
第6図は、相互結合型ネットワークの例を示した図、

第7図は、ネットワークのノードの機能図、

第8図は、本実施例と従来例の処理時間の比較図、

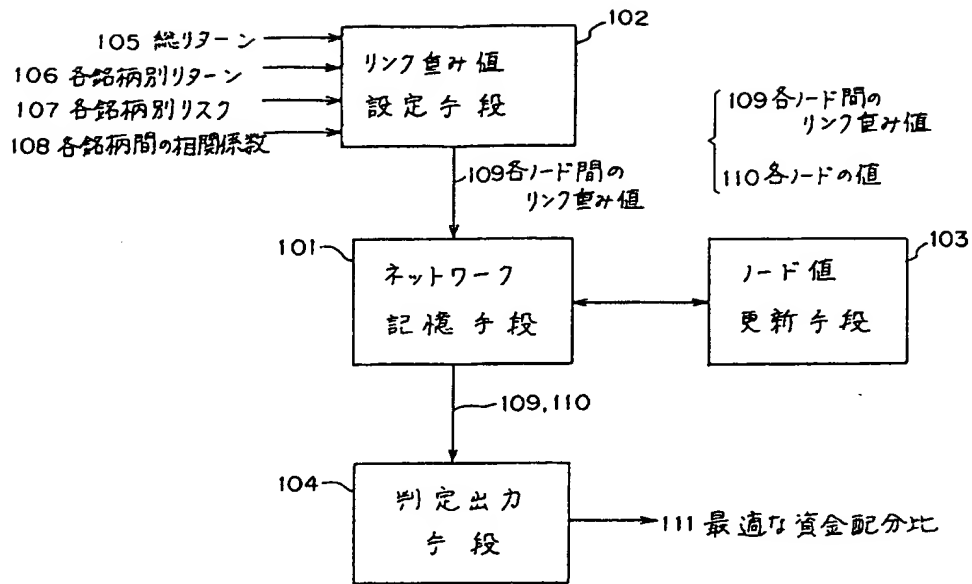
第9図は、第1の従来例のブロック構成を示した図である。

- 101・・・ネットワーク記憶手段、
- 102・・・リンク重み値設定手段、
- 103・・・ノード値更新手段、
- 104・・・判定出力手段、
- 105・・・総リターン、
- 106・・・各銘柄別リターン、
- 107・・・各銘柄別リスク、
- 108・・・各銘柄間の相関係数、
- 109・・・各ノード間のリンク重み値、
- 110・・・各ノードの値、
- 111・・・最適な資金配分比。



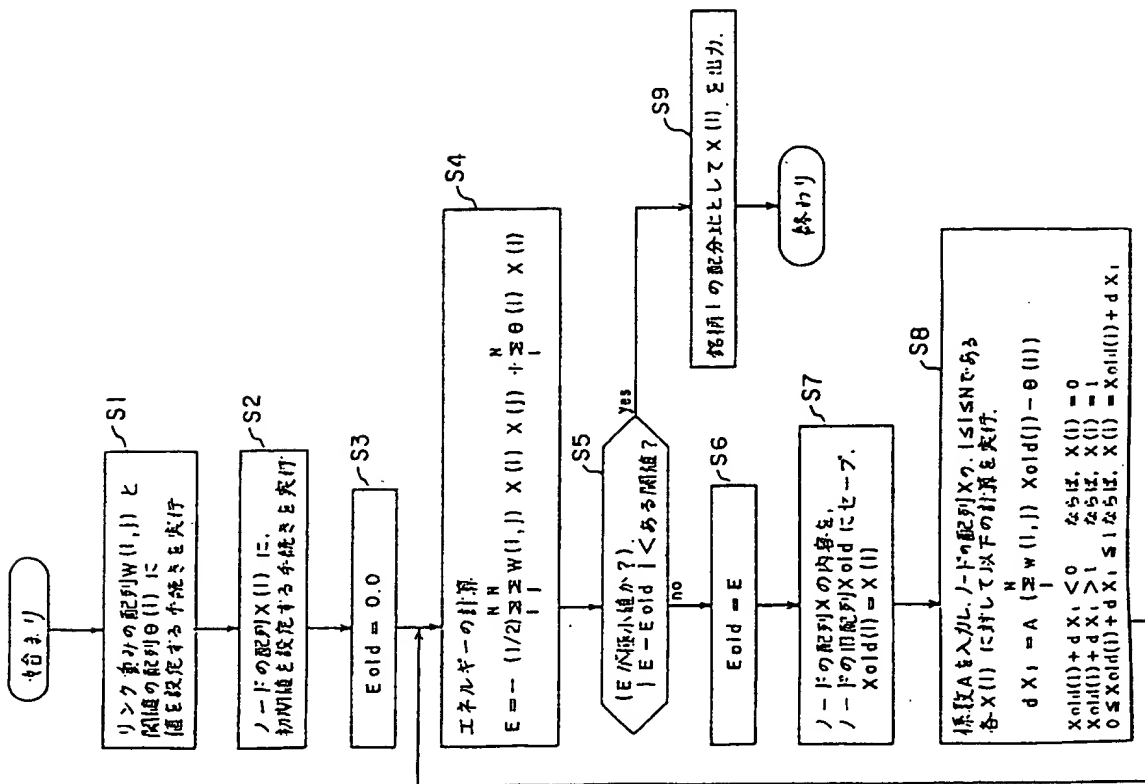
本発明の具体的実施例のブロック構成図

第2図



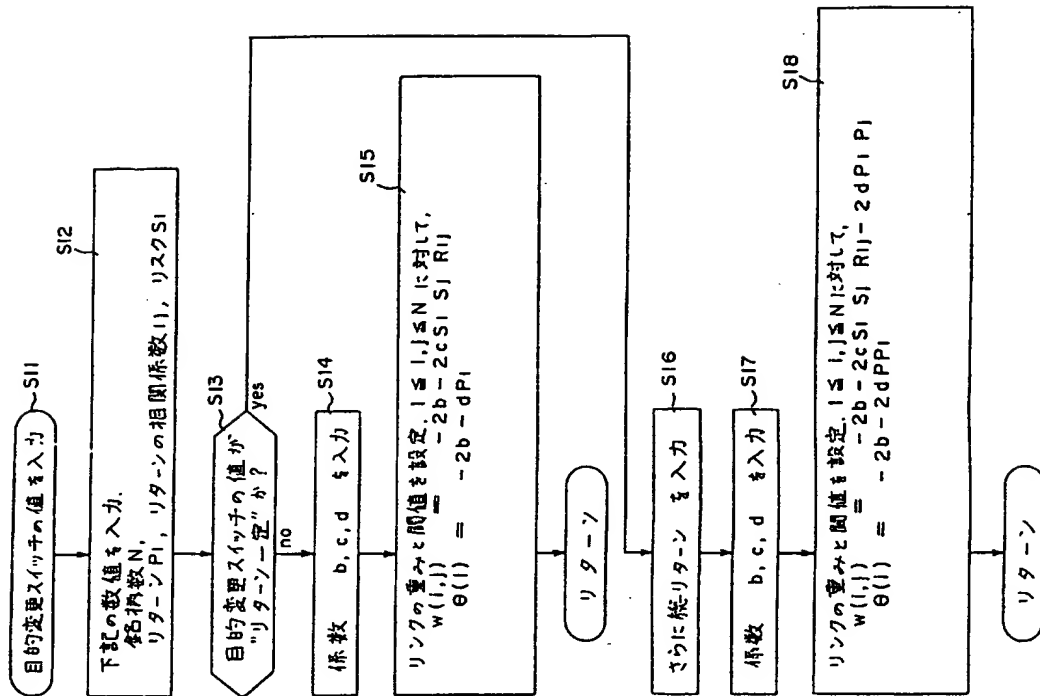
本発明のフロー図

第1図

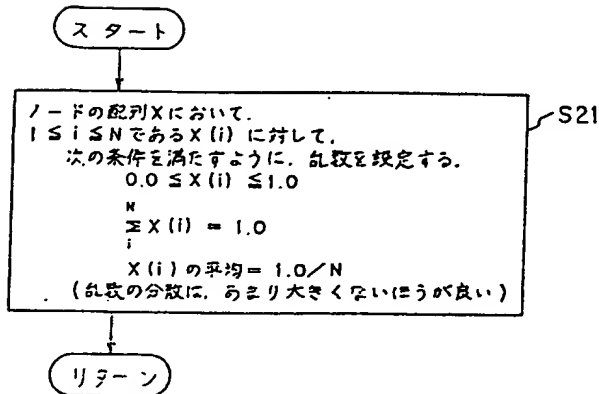


主系統きの動作フローチャート

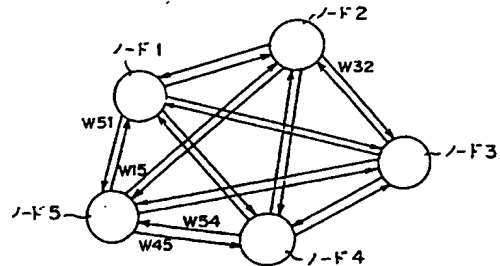
第3図



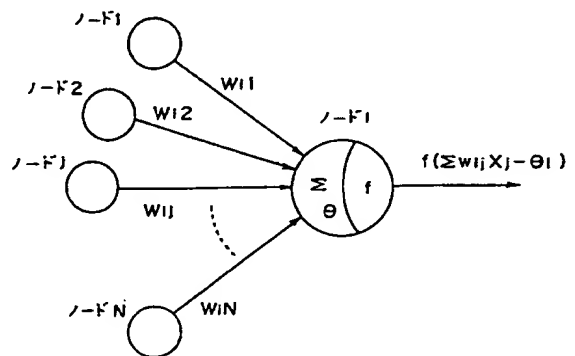
リンクの重みと閾値の設定手続の動作フローチャート
第4図



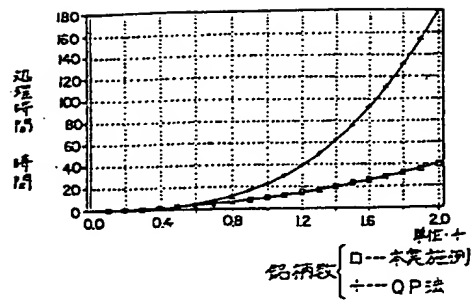
ノードの初期値設定手続の動作フローチャート
第5図



相互結合型ネットワークの例を示した図
第6図

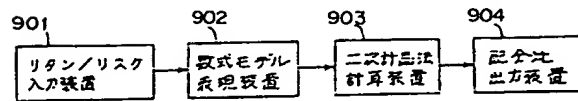


ネットワークのノードの機能図
第7図



本発明例と従来例の処理時間の比較図

第 8 図



例1の従来例のフロー構成を模式的に示す図

第 9 図